



# Máster Interuniversitario en Economía

Universidade da Coruña

Universidade de Santiago de Compostela

Universidade de Vigo

## Traballo Fin de máster

Anomalías de temperatura y  
valoración de activos en el  
mercado bursátil español.

*Jorge Alejandro Vinseiro Moure*

Dirixido por:  
*Juan Carlos Reboredo Nogueira*

Septiembre 2020

Traballo de Fin de Máster presentado na Facultade de Ciencias Económicas e Empresariais  
da Universidade de Santiago de Compostela para a obtención do Máster en Economía

# Folla de autorización

Traballo Fin de Máster presentado na Facultade de Ciencias Económicas e Empresariais da Universidade de Santiago de Compostela por JORGE ALEJANDRO VINSEIRO MOIDE, como requisito para obter o título de Máster Oficial en Economía e que conta coa autorización e dirección de JUAN CARLOS REBOREDO NOGUEIRA, para a súa presentación e defensa.

En Santiago de Compostela a 17 de setembro de 2020

O Alumno

Jorge A. Vinseiro Moure



Sinatura

Juan Carlos Reboredo Nogueira



Sinatura

O Director do Traballo

## Resumo

Este traballo estuda o impacto das variacións de temperatura anómalas na valoración dos activos financeiros negociados na bolsa española durante o período 2014-2019. Despois de estimar a sensibilidade do retorno do activo a variacións de temperatura anormais, as carteiras configúranse segundo o seu grao de exposición ás variacións de temperatura. Os resultados empíricos obtidos indican que os activos con maior sensibilidade ás fluctuacións de temperatura ofrecen constantemente rendementos máis baixos. Así, a estratexia de investimento consistente en comprar (vender) accións máis (menos) sensibles ás variacións de temperatura xera un retorno do 19,6% ao ano. Así mesmo, compróbase a existencia de asimetrías nas reaccións de retorno a variacións de temperatura extremas positivas ou negativas.

### Palabras clave:

Risco climático, mercados financeiros

## Resumen

En este trabajo se estudia el impacto de variaciones anómalas de temperatura en la valoración de activos financieros negociados en el mercado bursátil español durante el período 2014-2019. Tras estimar la sensibilidad de las rentabilidades de los activos a las variaciones anómalas de temperatura, se configuran carteras de acuerdo a su grado de exposición a las variaciones de temperatura. Los resultados empíricos obtenidos indican que los activos con mayor sensibilidad a las variaciones en la temperatura ofrecen sistemáticamente rendimientos más bajos. Así, la estrategia de inversión consistente en comprar (vender) acciones más (menos) sensibles a las variaciones de la temperatura genera un rendimiento del 19,6% anual. Asimismo, se constata la existencia de asimetrías en las reacciones de las rentabilidades a variaciones extremas positivas o negativas de la temperatura.

### Palabras clave:

Riesgo climático; mercados financieros

## Abstract

This paper studies the impact of anomalous temperature variations on pricing of financial assets traded on the Spanish stock market during 2014-2019. After estimating the assets return sensitivity of to abnormal temperature variations, portfolios are configured according to their degree of exposure to temperature variations. The empirical results obtained indicate that the assets with greater sensitivity to temperature fluctuations consistently offer lower returns. Thus, an investment strategy consisting of buying (selling) shares more (less) sensitive to temperature variations generates a return of 19.6% per year. Likewise, the existence of asymmetries in the reactions of returns to extreme positive or negative variations in temperature is verified.

### Keywords:

Climate risk; financial markets

# Índice

<b>1. Introducción.....</b>	<b>1</b>
<b>2. Datos y preliminares metodológicos.....</b>	<b>5</b>
2.1. Descripción de los datos .....	5
2.2. Variaciones de temperatura .....	6
2.3. Construcción de las carteras .....	9
<b>3. Resultados.....</b>	<b>12</b>
3.1. Descripción de las carteras .....	12
3.2. Estimación de rendimientos ajustados.....	15
3.3. Persistencia de las variaciones de temperatura .....	18
3.4. Efectos asimétricos .....	20
<b>4. Conclusiones.....</b>	<b>23</b>
<b>5. Bibliografía.....</b>	<b>24</b>
<b>Apéndices .....</b>	<b>26</b>
Apéndice I: Rendimientos acumulados de las carteras .....	27
Apéndice II: Comportamiento de serie de tiempo de $\phi^{TSF}$ .....	28
Apéndice III: Resultados adicionales para la persistencia de los rendimientos .....	29
Apéndice IV: Estimación del modelo CAPM para la sensibilidad asimétrica a las variaciones de temperatura.....	30
Apéndice V: Códigos .....	31

# Índice de tablas y figuras

## Tablas

TABLA 1: MODELO DE LA TEMPERATURA MEDIA SEMANAL DE MADRID .....8

TABLA 2: SECTORES CLASIFICADOS SEGÚN SU SENSIBILIDAD A LAS VARIACIONES DE TEMPERATURA ..... 11

TABLA 3: CARTERAS CON BASE EN LA SENSIBILIDAD A LAS VARIACIONES DE TEMPERATURA ..... 14

TABLA 4: CARTERAS ALTERNATIVAS..... 15

TABLA 5: ESTIMACIÓN DEL MODELO CAPM ..... 17

TABLA 6: PRUEBA DE WALD ..... 18

TABLA 7: PERSISTENCIA DE LOS RENDIMIENTOS ANOMALOS ..... 19

TABLA 8: SECTORES CLASIFICADOS SEGÚN SU SENSIBILIDAD A VARIACIONES POSITIVAS Y NEGATIVAS DE TEMPERATURA ..... 21

TABLA 9: EFECTOS ASIMÉTRICOS DE LA TEMPERATURA ..... 22

## Figuras

FIGURA 1: CARACTERÍSTICAS DE  $\sigma_{\epsilon t}$ ..... 9

# 1. Introducción

La creciente preocupación por el cambio climático ha suscitado un mayor interés por el estudio de sus implicaciones económicas y financieras. En este sentido, una cuestión que ha capturado la atención de los reguladores y diseñadores de políticas económicas está relacionada con la capacidad de los mercados financieros para fijar eficientemente los precios de los riesgos asociados al cambio climático. La escasa experiencia de los inversores gestionando este tipo de riesgos podría dar lugar a reacciones tardías o a cambios abruptos en las cotizaciones de las empresas ante variaciones observadas en el riesgo climático (Hong, Weikai y Xu, 2019). Comprensiblemente, la investigación relativa al impacto de los riesgos climáticos todavía se encuentra en una etapa inicial, si bien recientemente ha crecido de manera notable. Hasta ahora la mayor parte de la literatura económica sobre esta cuestión ha girado en torno a los riesgos que se desprenden de los costes futuros de las emisiones de CO<sub>2</sub> (Choi, Jo y Park, 2017; Kent, Litterman, y Wagner, 2016; Ossola y Panzica, 2019) o a la vulnerabilidad de ciertas industrias a eventos naturales relacionados con el cambio climático (Klomp, 2014). Sin embargo, la evidencia relativa a los efectos de variaciones sistemáticas de variables meteorológicas como la temperatura en los precios de los activos financieros es mucho más reducida.

En este trabajo se proporciona evidencia empírica acerca de los efectos de los riesgos climáticos sobre las cotizaciones de las acciones negociadas en el mercado de valores español. Concretamente, se estudia la capacidad de este mercado para fijar el precio de los activos en función de su mayor o menor sensibilidad frente a variaciones sistemáticas de los niveles de temperatura. Si el mercado incorpora de manera eficiente la información relativa a las variaciones de temperatura, entonces estas variaciones no deberían influir de forma significativa en la valoración de los activos. Con el propósito de comprobar esta hipótesis, se estudia el comportamiento de la temperatura media semanal de la provincia de Madrid y una muestra que contiene información de los precios semanales de 122 activos que cotizaron en el mercado bursátil español durante el período 2014-2019.

La evidencia empírica obtenida indica que las variaciones anómalas de temperatura impactan negativamente los rendimientos de las acciones cotizadas en el mercado de valores español. Cuando las acciones son incluidas en diferentes carteras de acuerdo con la sensibilidad de su precio a las variaciones de temperatura, los rendimientos de las carteras formadas tienden a la par que se



eleva la sensibilidad a la temperatura. En promedio, las acciones menos sensibles a variaciones anómalas de temperatura generan un rendimiento del 0,15% semanal, mientras que aquellas que exhiben una mayor sensibilidad muestran un rendimiento de -0,22% semanal. Así, una estrategia de inversión consistente en comprar (vender) las acciones más (menos) sensibles a las variaciones de temperatura genera un rendimiento del 19,6% anual, que es significativo tanto en relación a la evolución del mercado como desde el punto de vista estadístico. Un análisis más extenso de este resultado, sin embargo, sugiere que el mismo podría no ser una consecuencia de errores de valoración, que son corregidos rápidamente, sino que más bien reflejaría una característica estructural del propio mercado, como diferencias en el grado de sensibilidad a las variaciones de temperatura y niveles de rendimiento promedio que exhiben industrias en distintos sectores productivos. Asimismo, al estudiar la posibilidad de efectos asimétricos inducidos por variaciones anómalas positivas y negativas de la temperatura, se constata que las diferencias en los rendimientos de las carteras son más altas en el primer caso que en el segundo. Por esta razón, una conclusión que se extrae de lo anterior es que aumentos inesperados de la temperatura sobre su nivel promedio pueden ser más relevantes para la valoración de los activos que las caídas anómalas de la temperatura.

El presente trabajo está motivado por la creciente evidencia actualmente disponible acerca los efectos económicos del cambio climático. En este sentido, las variaciones de temperatura se han convertido en una de las principales medidas de este fenómeno, dado que el cambio climático está estrechamente asociado a temperaturas más extremas y volátiles (Kumar, Xin y Zhang, 2019). Algunos estudios indican que las variaciones en la temperatura pueden elevar la incertidumbre y afectar los precios de los activos financieros a través de diversos canales (Addoun, Ng y Ortiz-Bobea, 2019). El más obvio es el relacionado con el rendimiento de los cultivos agrícolas, que pueden verse afectados negativamente por alteraciones en las condiciones climáticas (Fisher, Haneman, Roberts y Schlenker, 2012). Asimismo, las variaciones de temperatura pueden impactar en los niveles productividad del trabajo en industrias de diversos sectores que se encuentran muy expuestos a las variables meteorológicas (Balvers y Huang, 2007), como es el caso de los sectores minero, forestal, caza y pesca, turismo, manufactura, etc. (Jones y Olken, 2010; Graf Zivin y Neidell, 2014; Hugon y Law, 2019).

Por otro parte, los niveles de temperatura y los cambios anómalos en la misma también pueden influir en el comportamiento de los participantes del mercado, bien modificando su tolerancia al riesgo (Bassi, Colacito y Fulghieri,

2013), o su habilidad para incorporar nueva información al precio de los activos (Goetzman, Kim, Kumar y Wang, 2014; DeHann, Madsen y Pitrioski, 2017). Además, el impacto de la temperatura en los precios de activos financieros también puede manifestarse a través de canales indirectos. Por ejemplo, los cambios de temperatura pueden hacer más intensos los periodos de sequía o precipitación. Ambos eventos afectan la cantidad y calidad de agua disponible para actividades productivas que dependen de este recurso, como, por ejemplo, la generación de energía o la producción de alimentos. Asimismo, niveles de temperatura más elevados también reducen la calidad del aire e incrementan los riesgos a la salud (Ballester, Corella, Perez-Hoyos, Saez y Hervás, 1997; Deschenes y Moretti, 2007). Finalmente, mayores niveles de precipitación o calor pueden crear obstáculos para el transporte de mercancías entre países o regiones, que afectan incluso las ganancias de industrias que están menos expuestas a los factores climáticos.

Este estudio se enmarca en la línea de investigación que examina la relación entre riesgos climáticos y eficiencia de mercado, contribuyendo de modo particular al análisis del impacto de variaciones anómalas de temperatura en la valoración de activos financieros. En este contexto, para 39 mercados internacionales durante el período 1970-2012, Bansal, Kiku y Ochoa (2016) muestran que los rendimientos de acciones disminuyen con las fluctuaciones de temperatura de largo plazo. Por su parte, Balvers, Du y Zhao (2017) construyen carteras de seguimiento (*tracking portfolios*) para las anomalías mensuales de temperatura en los Estados Unidos, concluyendo que las variaciones de temperatura conllevan generalmente betas y primas de riesgo negativas y de magnitudes que pueden variar sustancialmente entre industrias. Partiendo de esta evidencia, el coste de capital para las empresas se incrementaría aproximadamente en 0,22 puntos porcentuales cada año como resultado de la incertidumbre asociada al cambio climático. Asimismo, tras examinar una muestra mensual para los Estados Unidos en el período 1931-2017, Kumar et al. (2019) muestran que la sensibilidad de las firmas emisoras a las variaciones de temperatura predice los rendimientos de acciones, de forma que una estrategia de arbitraje sobre la sensibilidad las variaciones de temperatura pueden generar un rendimiento anual promedio del 3,6%.

Este estudio contribuye a la literatura sobre riesgos climáticos y mercados financieros aportando evidencia del efecto de las variaciones de temperatura sobre el valor de los activos negociados en el mercado bursátil español. La mayor parte de la investigación realizada se ha concentrado hasta este momento en el mercado estadounidense; no obstante, es razonable suponer que las características estructurales diferenciadas de los mercados dificulten la extrapolación de las conclusiones halladas a otros ámbitos. Por esta razón, el estudio del caso español

es interesante porque expande la evidencia disponible sobre los efectos de variables meteorológicas, permitiendo determinar cómo reaccionan los inversores españoles ante los riesgos climáticos asociados a las variaciones de temperatura. Finalmente, cabe destacar que otra contribución que se desprende de este estudio es el análisis semanal de datos que permite construir medidas de la sensibilidad de los rendimientos de las acciones a las variaciones de temperatura que tienen lugar en periodos de tiempo más cortos. El impacto de este tipo de variaciones no ha sido objeto de atención suficiente en la literatura empírica, que ha centrado su atención principalmente en observar el efecto de las fluctuaciones de largo plazo de la temperatura, o bien variaciones de temperatura menos frecuentes. En este sentido, los resultados obtenidos dan soporte empírico al hecho de que variaciones anómalas de la temperatura afectar significativamente el rendimiento de los activos financieros incluso en periodos de muy corto plazo.

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera: la Sección 2 introduce los datos y la aproximación metodológica utilizada en el estudio. Seguidamente, la Sección 3 discute los resultados encontrados y, finalmente, la Sección 4 cierra con un apartado de conclusiones.

## 2. Datos y preliminares metodológicos

### 2.1. Descripción de los datos

La muestra analizada en el estudio incluye los precios de cierre diarios para 122 acciones financieras y no financieras negociadas en el Mercado Continuo de la Bolsa de Valores de España, para un total de diez años comprendidos entre el 02/01/2009 y el 27/12/2019, antes del estallido de la pandemia COVID-19. La información relativa a los precios de cierre de las acciones, ajustados por pago de dividendos, splits, etc., y denominada en euros, se obtuvieron del sitio Yahoo! Finance<sup>1</sup>. Asimismo, para el periodo muestral también se obtuvo información del índice de referencia del mercado, IBEX35. A partir de los precios de cierre se calcularon los rendimientos semanales como:  $R_t = \ln(P_t/P_{t-1}) \times 100$ , donde  $P_t$  representa el precio de cierre que correspondiente al viernes de la semana  $t$ ,  $t = 1, \dots, T$ . Para los viernes en los que los precios no estaban disponibles, los rendimientos semanales fueron calculados usando el precio más próximo entre los cuatro días previos a la fecha de cómputo, y si estos precios tampoco estaban disponibles, el rendimiento de esa semana fue omitido. Además, con el propósito de reducir el efecto negativo de observaciones atípicas en los resultados, los rendimientos de las acciones fueron ajustados al 1% y 99% (*winsorized*).

La tasa libre de riesgo del mercado fue aproximada a partir de los tipos efectivos medios mensuales para las Letras del Tesoro con vencimiento a tres meses. La información relativa a las tasas de interés fue tomada de la sección de estadísticas del sitio web del Tesoro Público de España<sup>2</sup>. Para obtener la tasa libre de riesgo, el tipo equivalente a una semana fue computado a partir de la información anterior.

Los datos de la temperatura media expresados en grados Celsius (°C) fue proporcionada por la Agencia Estatal de Meteorología del Gobierno de España (AEMET)<sup>3</sup> para todos los días de la semana desde el 01/01/2008<sup>4</sup>. Los datos del

---

<sup>1</sup> <https://finance.yahoo.com/>

<sup>2</sup> <https://www.tesoro.es/>

<sup>3</sup> [www.aemet.es](http://www.aemet.es)

AEMET incluyen observaciones de las temperaturas diarias medias registradas simultáneamente por diez estaciones meteorológicas localizadas en la provincia de Madrid. Con el propósito de lograr una serie de tiempo representativa de la temperatura media semanal, las observaciones de las diferentes estaciones fueron promediadas semanalmente y el resultado fue asignado al viernes correspondiente. A partir de esta información se construye una serie de tiempo para la temperatura media semanal, que luego fue utilizada a su vez para obtener las variaciones semanales de temperatura. Junto con su importancia económica en el contexto español, la decisión de utilizar solamente información meteorológica para Madrid se justifica también porque la Bolsa de Valores y gran parte de los operadores bursátiles tienen su sede principal en esta región.

## 2.2. Variaciones de temperatura

A partir de los datos de la temperatura media semanal, sus variaciones son definidas como las desviaciones sistemáticas e inesperadas que ésta registra sobre su valor promedio. Con base en la literatura sobre valoración de activos derivados del clima, las variaciones de temperatura son obtenidas a partir de un modelo de series de tiempo similar al propuesto por Campbell y Diebold (2005). Específicamente, llamando  $T_t^w$  a la temperatura media correspondiente a la semana  $t$  y siendo además  $\sigma^2$  su varianza, se tiene entonces:

$$T_t^w = \beta_0 + \beta_1 \gamma + \sum_{p=1}^P \left[ \phi_{s,p} \sin \left( 2\pi p \cdot \frac{f(t)}{w} \right) + \phi_{c,p} \cos \left( 2\pi p \cdot \frac{f(t)}{w} \right) \right] + \sum_{l=1}^L \rho_l T_{t-l} + \sigma \varepsilon_t, \quad (1)$$
$$f(t) = 1, \dots, w,$$
$$\varepsilon_t \sim N(0,1).$$

Intuitivamente, la ecuación (1) usa la propiedad aditiva de la serie de tiempo de la temperatura para permitir su descomposición en una tendencia lineal,  $\gamma$ , más un componente estacional y un componente cíclico. En particular, el primero de ellos está especificado usando una serie de Fourier, que combina funciones armónicas sinusoides a través de una suma ponderada de orden  $P$ . Para ésta,  $w$  representa un parámetro de periodicidad, mientras que  $f(t)$  es una función de paso que se

---

<sup>4</sup> El período muestral para la temperatura es más largo que para los precios de las acciones debido a que cierto número de observaciones se pierdan al construir una serie de tiempo para los shocks de temperatura.

repite sobre  $1, \dots, w$ . A su vez, el componente cíclico de la temperatura está definido como un proceso autorregresivo de orden igual a  $L$ . Partiendo de la ecuación (1), las variaciones anómalas de temperatura están determinadas finalmente por el residuo,  $\sigma \varepsilon_t$ , que se obtiene luego de sustraer los componentes de tendencia, estacionalidad y ciclo de la temperatura.

Los resultados de estimar la ecuación (1) usando los datos de la temperatura media semanal se reportan en la Tabla 1. La estimación fue llevada a cabo por máxima verosimilitud (ML). Los parámetros  $P = 2$  y  $L = 8$  fueron seleccionados utilizando el Criterio de Información de Akaike (AIC)<sup>5</sup>, mientras el parámetro de periodicidad  $w = 52$  fue fijado para aproximar la frecuencia semanal de los datos. En este caso, el  $R^2$  superior a 0,80 sugiere un buen ajuste de la ecuación (1) a los datos de la temperatura. Adicionalmente, la mayoría de los estimados son significativos y muestran altos niveles de confianza. Cabe destacar que, aunque el estimador del coeficiente  $\beta_1$  de la tendencia de la temperatura es positivo, no es significativamente diferente de cero ( $t$  – estadístico = 0,293). Este resultado es llamativo porque contradice la idea de que el cambio climático supondrá un aumento significativo de la temperatura media en el largo plazo<sup>6</sup>.

Específicamente, las variaciones anómalas de temperatura corresponden al componente residual  $\sigma \varepsilon_t$  de la ecuación (1). Los dos paneles en la parte superior de la Figura 1 muestran la serie de tiempo y distribución de los residuos obtenidos luego de estimar la ecuación (1). En este caso, la media los residuos en el periodo 2009-2019 es igual -0,004 y su desviación estándar es 2,38. A su vez, el sesgo y la curtosis son iguales a -0,14 y 2,88, sugiriendo por tanto que las variaciones de temperatura están distribuidas aproximadamente siguiendo una distribución Normal. Más formalmente, los resultados para la prueba Jarque-Bera tampoco permiten rechazar la hipótesis normalidad en la distribución de las variaciones de temperatura. En este caso el estadístico de la prueba es igual a 2,62 y su probabilidad es 0,26.

---

<sup>5</sup> La selección del orden de  $P$  y  $L$  fue realizada de manera secuencial. Primero se seleccionó el orden óptimo de  $P$  y luego, usando esta información, se escogió el orden de  $L$ .

<sup>6</sup> Si bien es razonable que existan otras explicaciones para este resultado, un argumento plausible es que la longitud de los datos puede ser un factor importante. Así, cabe considerar que una muestra de 11 años puede ser insuficiente para reflejar adecuadamente información sobre la tendencia de largo plazo de la temperatura.

**Tabla 1:**  
Modelo de la temperatura media semanal de Madrid.

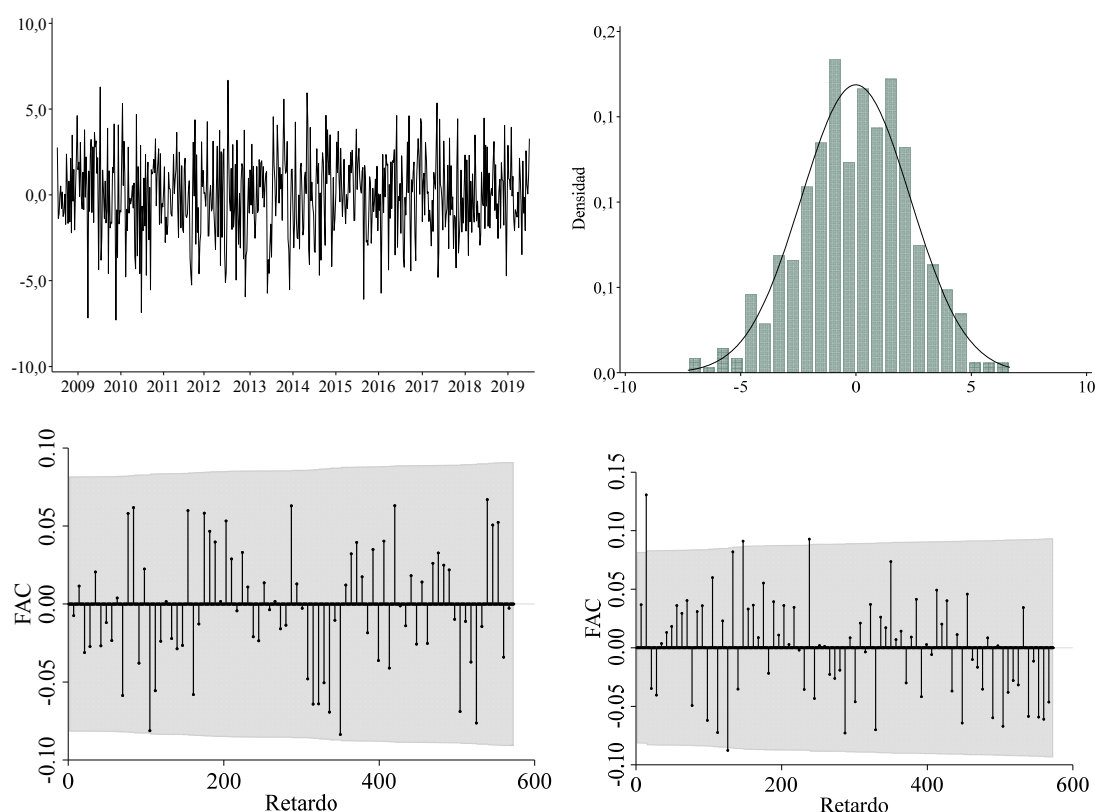
Variable	Coefficiente	Error Estándar	t - estadístico	Prob.
$\beta_0$	15,4367	0,256	60,239	0,000
$\beta_1$	0,0002	0,001	0,293	0,769
$\phi_{s,1}$	-4,0957	0,182	-22,452	0,000
$\phi_{c,1}$	-6,6204	0,171	-38,737	0,000
$\phi_{s,2}$	0,9685	0,157	6,181	0,000
$\phi_{c,2}$	-0,4569	0,165	-2,771	0,006
$\rho_1$	0,0979	0,040	2,468	0,014
$\rho_2$	-0,0019	0,038	-0,050	0,960
$\rho_3$	0,0742	0,042	1,761	0,079
$\rho_4$	-0,0020	0,043	-0,046	0,964
$\rho_5$	0,0894	0,040	2,219	0,027
$\rho_6$	-0,0241	0,041	-0,589	0,556
$\rho_7$	-0,0929	0,040	-2,345	0,019
$\rho_8$	0,1100	0,040	2,767	0,006
$\sigma$	5,6596	0,342	16,549	0,000
$R^2$	0,847	Media de la variable dependiente		15,499
$R^2$ ajustado	0,843	Desv. Est. variable dependiente		6,078
Error estándar	2,408	Akaike		4,619
SCE	3542,921	Schwarz		4,725
Log verosimilitud	-1430,910	Hannan-Quinn		4,660
F- estadístico	240,776	Durbin - Watson		1,997
Prob (F - estadístico)	0,000			
Raíces (AR)	0,74	0,53-0,44i	0,53+0,44i	0,08-0,79i
	0,08+0,79i	-0,56+0,59i	-0,56-0,59i	-0,75

Esta Tabla resume los resultados de estimar por Máxima Verosimilitud (ML) la ecuación (1), usando los datos semanales de la temperatura media para el área de Madrid en el periodo 2008-2019. Respectivamente, los parámetros  $P = 2$  y  $L = 8$  fueron seleccionados de manera óptima a partir del criterio de Información de Akaike (AIC). El número de semanas promedio en un año fue aproximado a  $w = 52$ . Niveles de significancia: \*\*\* 0,01, \*\* 0,05, \* 0,1.

El panel inferior izquierdo de la Figura 1 muestra la función de autocorrelación para la serie de tiempo de los residuos. Todas las correlaciones caen dentro de los límites impuestos por las bandas de confianza al 95%. Adicionalmente, el estadístico Ljung – Box no permite rechazar la hipótesis de independencia para las variaciones de temperatura<sup>7</sup>. De manera similar, el panel inferior derecho en la Figura 1 permite ver el comportamiento de la función de autocorrelación para los residuos elevados al cuadrado. En este caso, tanto la función de autocorrelación como el estadístico Ljung – Box no aportan evidencia concluyente de heterocedasticidad condicional, salvo en el segundo retardo (Ljung

<sup>7</sup> Los estadísticos Ljung-Box se omiten por brevedad.

Box = 10,64; p – valor = 0,005). El ajuste de un modelo GARCH para el componente residual tampoco aportó resultados significativos, por lo que éste se considera homocedástico.



**Figura 1:** serie de tiempo de  $\sigma\epsilon_t$  (arriba izquierda) para los años 2009-2019, su histograma (arriba derecha), función de autocorrelación (FAC) de los residuos (abajo izquierda) y, función de autocorrelación estandarizado al cuadrado (abajo derecha) con bandas de confianza al 95%.

## 2.3. Construcción de las carteras

Para analizar si las variaciones anómalas de temperatura tienen efectos en los rendimientos de las acciones negociadas en el mercado español, se construyen carteras a partir de la sensibilidad de los rendimientos a las variaciones de temperatura usando una aproximación similar a Choi et al. (2017). En cada semana y para cada acción de la muestra, su rendimiento semanal durante los cinco años previos (260 semanas) es regresado sobre el rendimiento del mercado y la variación anómala de temperatura semanal, TSF. Específicamente, la regresión de series de tiempo para la acción  $i$  puede ser escrita entonces como:



$$R_{i,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_i (R_{mkt,t} - R_{f,t}) + \phi_i TSF_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

Respectivamente,  $R_{i,t}$  es el rendimiento observado para la acción  $i$  en la semana  $t$ ,  $R_{f,t}$  es la tasa libre de riesgo del mes correspondiente,  $R_{mkt,t}$  es el rendimiento del mercado y,  $TSF_t$  es la variación anómala de temperatura en la semana  $t$ . En la ecuación (2), el coeficiente  $\phi_i$  captura la sensibilidad de los rendimientos de la acción  $i$  a los shocks de temperatura después de controlar por el factor de riesgo asociado al mercado. Un valor positivo (negativo) para  $\phi_i$  indica que la acción produce un rendimiento medio más alto (bajo) en aquellas semanas en las que se registran temperaturas medias más altas (bajas) sobre la media. Todas las regresiones son llevadas a cabo por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) y usando un mínimo de 30 observaciones.

A partir de Kumar et al. (2019), la variable de interés está determinada en este caso por  $\phi^{TSF}$ , que es igual al valor absoluto de  $\phi$ :  $\phi_i^{TSF} = |\phi_i|$ . Esta transformación tiene como finalidad permitir agrupar en la misma cartera las acciones que se benefician más de las variaciones de temperatura, con indiferencia de si éstas son positivas o negativas. La Tabla 3 reporta la media de  $\phi_i^{TSF}$  para los siete sectores productivos que integran la clasificación sectorial de la BME. Los resultados se muestran para todo el periodo 2014-2019, así como para dos periodos más cortos de tres años cada uno: 2014-2016 y 2017-2019. Algunos resultados son razonables. Por ejemplo, las acciones emitidas por firmas del sector de servicios financieros y tecnología y comunicaciones exhiben en promedio sensibilidades más bajas a las variaciones de temperatura. En comparación, las firmas que están vinculadas al sector de materiales básicos, industria y construcción exhiben niveles más altos de sensibilidad durante el periodo. En la Tabla 2 resulta hasta cierto punto llamativo que el sector de servicios inmobiliarios sea aquel que se ubica primero en términos de su sensibilidad a las variaciones de temperatura. Sin embargo, cierta evidencia sugiere que industrias del sector de bienes pueden ser afectadas de manera importante por diversos riesgos climáticos (Giglio et al., 2015).

Usando los estimados para la sensibilidad a las variaciones de temperatura,  $\phi^{TSF}$ , las acciones individuales son clasificadas en cinco carteras. De esta manera, cada una de ellas contiene aproximadamente 1/5 del total de acciones en la muestra. La primera cartera (1) incluye el 20% de aquellas acciones que exhiben menor sensibilidad respecto a las variaciones de temperatura, mientras que la cartera (5) contiene el 1/5 de las acciones que registran mayor sensibilidad. El

resto de las acciones son repartidas en partes iguales en las tres carteras con sensibilidades intermedias. Todas las carteras son reequilibradas semanalmente. Luego de haber sido formadas, los rendimientos de las carteras para la semana posterior son calculados como un promedio equiponderado de los rendimientos de las acciones que contienen. Esto último tiene como finalidad eliminar la posibilidad de que las carteras se encuentren dominadas por acciones que presentan mayores niveles de capitalización de mercado relativos. El procedimiento mencionado se repite cada semana con la finalidad de ajustar la composición de la cartera a variaciones en la distribución de sensibilidades. Finalmente, se tiene una serie de rendimientos semanales desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2019.

## Tabla 2:

Sectores clasificados según su sensibilidad a las variaciones de temperatura.

Sector	2014 - 2019		2014 - 2016		2017 - 2019	
	Rango	Media	Rango	Media	Rango	Media
Bienes de Consumo	4	0,27	5	0,22	2	0,31
Mat. Básicos, Industria y Construcción	2	0,31	2	0,29	1	0,33
Petróleo y Energía	6	0,22	6	0,19	5	0,24
Servicios Financieros	7	0,17	7	0,18	7	0,16
Servicios Inmobiliarios	1	0,32	1	0,39	4	0,28
Servicios de Consumo	3	0,28	3	0,27	3	0,28
Tecnología y Telecomunicaciones	5	0,23	4	0,25	6	0,22

Para cada sector, la Tabla reporta su rango en términos de la sensibilidad media por acción a las variaciones de temperatura que fueron estimadas usando la ecuación (2). Los resultados se reportan para la muestra completa: 2014-2019, así como para dos subperiodos: 2014 – 2016 y 2017 – 2019. Los sectores corresponden a la clasificación sectorial de la Bolsa de Valores de España.

Además de los rendimientos semanales medios de las carteras, sus rendimientos ajustados por riesgo son estimados a partir del modelo CAPM de Sharpe (1964) y Lintner (1965). Así, si denominamos  $R_{p,t}$  al rendimiento semanal de la cartera  $p$  en la semana  $t$ , se tiene que:

$$R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha_i + \beta_p(R_{mkt,t} - R_{f,t}) + \varepsilon_{it}, \quad i = 1, \dots, N \quad (3)$$

donde  $R_{f,t}$  es la tasa libre de riesgo para el mes correspondiente,  $\beta_p$  es la beta de mercado que mide la sensibilidad de los rendimientos de las carteras ante las fluctuaciones del mercado y,  $(R_{mkt,t} - R_{f,t})$  representa el exceso de rentabilidad del mercado. Finalmente,  $\varepsilon_{it}$  es un término de error con media igual a cero.

En este caso, la capacidad del modelo CAPM para describir adecuadamente la variabilidad de los rendimientos de las carteras puede ser verificada usando una prueba de Wald. Específicamente, asumiendo que los errores  $\varepsilon_{i,t}$  son independientes e idénticamente distribuidos a lo largo del tiempo (i.i.d), homocedásticos y, no están correlacionados con el factor de mercado, es posible verificar la hipótesis:  $H_0: \hat{\alpha}_1 = \hat{\alpha}_2 = \dots = \hat{\alpha}_N = 0$  para cualquier número de  $1, \dots, N$  carteras usando la Prueba de Wald. El estadístico de esta prueba se distribuye como una Chi2 con N grados de libertad (Corchane, 2005):

$$T \left( 1 + \left( \frac{E(f)}{\hat{\sigma}(f)} \right)^2 \right)^{-1} \hat{\alpha}' \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\alpha} \sim \chi_N^2,$$

donde  $E(f)$  y  $\hat{\sigma}^2(f)$  denotan la media y varianza de la muestra,  $\hat{\alpha}$  es el vector de los interceptos estimados,

$$\hat{\alpha} = [\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_N]$$

y,  $\hat{\Sigma}$  es la matriz de covarianzas de los residuos,  $E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \Sigma$ , siendo:

$$\varepsilon_t = [\varepsilon_t^1, \varepsilon_t^2, \dots, \varepsilon_t^N].$$

La prueba de Wald es válida asintóticamente aun cuando el factor de riesgo es estocástico y  $\Sigma$  es estimada. Esto se debe a que la prueba anterior asume que  $\sigma^2(f)$  y  $\Sigma$  han convergido a sus límites de probabilidad. Por tanto, ningún supuesto sobre la distribución de los residuos es necesaria para llevar a cabo esta prueba.

## 3. Resultados

### 3.1. Descripción de las carteras

La Tabla 3 muestra las principales características de las carteras agrupadas a partir de la sensibilidad a las variaciones anómalas de temperatura. La cartera 1 denota una cartera compuesta por acciones cuyos rendimientos semanales son menos sensibles a las variaciones de temperatura. A su vez, la cartera 5 se corresponde con aquella cartera que contiene acciones con mayor sensibilidad a las variaciones de temperatura. En este caso, la cartera 1 – 5 denota la cartera de arbitraje que toma simultáneamente una posición larga en la cartera 1 y una posición corta en la cartera 5. Los resultados se muestran para el periodo muestral

completo, 2014-2019, así como para dos subperiodos más cortos de tres años cada uno, 2014-2016 y 2017-2019.

El Panel A de la Tabla 3 se reporta el valor medio para la serie de tiempo de la sensibilidad a las variaciones de temperatura, la desviación estándar y el ratio de Sharpe de las carteras. Para el periodo muestral completo, los resultados sugieren que, a medida que aumenta la sensibilidad a las variaciones de temperatura, la volatilidad semanal de los rendimientos de las carteras también lo hace. Asimismo, la razón de Sharpe declina monótonicamente, lo que es consistente con la idea de un empeoramiento de las oportunidades para generar rendimientos ajustados positivos cuando aumenta la sensibilidad a las variaciones de temperatura. Este patrón se repite en los dos subperiodos muestrales, aunque es más robusto para el segundo de ellos.

El Panel B de la Tabla 3 permite observar que los rendimientos de las carteras se reducen con la sensibilidad a las variaciones de temperatura. Para el periodo muestral completo 2014-2019, la cartera 1 menos sensible a las variaciones de temperatura genera un rendimiento promedio semanal de 0,15% ( $52 \times 0,15\% = 8,01\%$  anual). A su vez, el rendimiento promedio de la cartera 5 (más sensible a las variaciones de temperatura) es de -0,22% (-11,59%). De esta manera, la cartera de arbitraje 1-5, que captura las diferencias en el desempeño de ambas carteras extremas, genera un rendimiento semanal de 0,37% (19,6% anual), que es estadísticamente significativo ( $t - \text{estadístico} = 3,14$ ).

La relación negativa entre la sensibilidad de las variaciones de temperatura y rendimiento de las carteras también se observa en los subperiodos 2014-2016 y 2017-2019. Sin embargo, al comparar los rendimientos de ambos subperiodos, los resultados encontrados también sugieren que las diferencias en el desempeño de las carteras pueden haberse elevado. El rendimiento promedio de la cartera de arbitraje 1-5 termina siendo igual a 0,25% (13,10% anual) en 2014-2016 y 0,52% (27,25% anual) en 2017-2019. En ambos casos, los resultados hallados son significativos al 1%.

La Tabla 4 muestra resultados análogos a los anteriores cuando se modifica el tamaño de las carteras. Específicamente, se muestran los rendimientos de carteras alternativas que se obtienen luego de agrupar, respectivamente: 1/10, 1/7 y 1/4 de las acciones en las carteras 1 y 5. En los tres casos, las carteras intermedias son clasificadas de la misma manera, distribuyendo las acciones restantes en tres partes iguales. En todos los casos, los rendimientos de las carteras son computados para todo el periodo muestral 2014-2019.

**Tabla 3:**

Carteras con base a la sensibilidad a las variaciones de temperatura.

Panel A: Desempeño de las carteras									
Cartera	2014-2019			2014-2016			2017-2019		
	$\phi_p^{TSF}$	$\sigma_p$	Sharpe	$\phi_p^{TSF}$	$\sigma_p$	Sharpe	$\phi_p^{TSF}$	$\sigma_p$	Sharpe
1	0,04	2,09	0,07	0,03	2,38	0,05	0,03	1,74	0,11
2	0,10	2,03	0,06	0,10	2,39	0,08	0,10	1,57	0,05
3	0,18	2,17	0,03	0,18	2,45	0,04	0,18	1,83	0,02
4	0,31	2,52	0,00	0,30	2,93	0,01	0,30	2,02	-0,01
5	0,73	3,07	-0,07	0,67	3,23	-0,04	0,68	2,89	-0,11
Panel B: Rendimientos medios semanales en porcentaje									
Cartera	2014-2019		2014-2016		2017-2019				
	Rendimiento		Rendimiento		Rendimiento				
1	0,154 (1,338)		0,124 (0,663)		0,184 (1,448)				
2	0,139 (1,158)		0,195 (0,948)		0,081 (0,681)				
3	0,072 (0,597)		0,11 (0,563)		0,034 (0,242)				
4	0,011 (0,074)		0,041 (0,159)		-0,019 (-0,128)				
5	-0,223 (-1,201)		-0,128 (-0,453)		-0,320 (-1,400)				
1 - 5	0,377*** (3,143)		0,252*** (1,448)		0,504*** (3,164)				
N semanas	312		157		155				

La Tabla reporta las principales propiedades de las carteras formadas a partir de la sensibilidad a las variaciones de temperatura, de menos sensible (cartera 1) a más sensible (cartera 5). Los periodos muestrales van desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2019, desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2016 y, desde la primera semana de enero de 2017 hasta la última semana de diciembre de 2019. En el Panel A,  $\phi_p^{TSF}$  es la media de la serie de tiempo para la medida de sensibilidad a las variaciones de temperatura estimada a partir del modelo de sensibilidad expresado en la ecuación (2).  $\sigma_p$  y Sharpe son, respectivamente, la desviación estándar y la ratio de Sharpe de los rendimientos semanales de las carteras. En el Panel B, los rendimientos en porcentaje se reportan netos de la tasa libre de riesgo. La Cartera 1 – 5 captura la diferencia entre las carteras extremas. Los t – estadísticos, en paréntesis, se calculan usando errores estándar ajustados Newey - West (1987). El número de retardos se seleccionó como  $0,75 \times N^{1/3}$ , donde  $N$  es el número de semanas. \*\*\*, \*\* y \* denotan niveles de significancia del 0,01, 0,05 y 0,1, respectivamente.

**Tabla 4:**  
Carteras alternativas.

Cartera	1/10	1/7	1/4
	Rendimiento	Rendimiento	Rendimiento
1	0,213* (1,777)	0,182 (1,542)	0,149 (1,329)
2	0,138 (1,192)	0,138 (1,195)	0,145 (1,189)
3	0,072 (0,584)	0,078 (0,631)	0,058 (0,449)
4	-0,066 (-0,421)	-0,032 (-0,209)	-0,011 (-0,075)
5	-0,303 (-1,428)	-0,285 (-1,429)	-0,158 (-0,900)
1-5	0,516*** (3,244)	0,467*** (3,402)	0,306*** (2,894)
N semanas	312	312	312

La Tabla reporta los rendimientos semanales en exceso de la tasa libre de riesgo, las carteras alternativas formadas a partir de la sensibilidad a las variaciones de temperatura, de menos sensible (cartera 1) a más sensible (cartera 5). El periodo considerado transcurre entre la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2019, Respectivamente, 1/10, 1/7 y 1/4, muestra los resultados para las carteras que agrupan 10%, 28,5% y 50% de las acciones de la muestra en las carteras extremas. En todos los casos, las acciones restantes fueron distribuidas en proporciones iguales a través de los portafolios intermedios. La Cartera 1 contiene acciones menos sensibles a las variaciones de temperatura, mientras que la Cartera 5 agrupa las que mostraron mayor sensibilidad. La Cartera 1 – 5 captura la diferencia entre las carteras extremas. Los t – estadísticos, en paréntesis, se calculan usando errores estándar ajustados Newey - West (1987). El número de retardos se seleccionó como  $0,75 \times N^{1/3}$ , donde  $N$  es el número de semanas. \*\*\*, \*\* y \* denotan niveles de significancia del 0,01, 0,05 y 0,1, respectivamente.

Vistos en conjunto, los resultados encontrados para carteras alternativas no cambian la conclusión previa. En todos los casos los rendimientos de las carteras decaen con la sensibilidad a las variaciones de temperatura. Tal como se esperaría, el desempeño de la cartera de arbitraje 1-5 empeora a medida que se incrementa el tamaño de las carteras extremas. Sin embargo, esto ocurre de manera muy lenta. Cuando las carteras 1 y 5 agrupan cada una 1/4 del total de las acciones, el rendimiento promedio semanal de la cartera 1-5 es igual a 0,30% (15,91% anual), que es todavía significativo incluso al 1% (t – estadístico = 2,89).

### 3.2. Estimación de rendimientos ajustados

Para explicar mejor las diferencias de riesgo de las carteras que fueron agrupadas a partir de la sensibilidad a las variaciones de temperatura, se examina su rendimiento ajustado usando modelo de un único factor. Específicamente, el modelo CAPM permite controlar por el factor de riesgo que está asociado al

mercado. Inicialmente, los resultados para el periodo muestral completo se muestran en el Panel A de la Tabla 5.

En este caso, la conclusión de que los rendimientos de las carteras decaen con la sensibilidad a las variaciones de temperatura no se altera, incluso después de dar cuenta del riesgo que se desprende del mercado. Para 2014-2019, el Panel A de la Tabla permite ver que el alfa estimado para la cartera 1 es igual a 0,15% ( $t$  – estadístico = 2,30). A su vez, el alfa para la cartera 5 es -0,22% ( $t$  – estadístico = -1,55). Por tanto, una estrategia de arbitraje que consiste en comprar la cartera 1 y vender la cartera 5 genera un rendimiento ajustado por riesgo de 0,37% semanal (19,6% anual), que es significativo tanto en un sentido económico como estadístico.

Seguidamente, el Panel B de la Tabla 5 contiene los resultados de estimar el modelo CAPM usando información solamente el subperiodo 2014-2016, mientras que el Panel C hace lo propio para el subperiodo 2017-2019. Para el primero de ellos, el alfa estimada es igual a 0,25%, que es significativo en un sentido económico, aunque solamente marginal desde un punto estadístico. Cualitativamente, el resultado anterior es distinto al que se obtiene para el subperiodo 2017-2019, para el cual el rendimiento de la cartera 1-5 no solamente es positivo, sino que también altamente significativo. Partiendo de lo anterior, cabe sugerir entonces los efectos inducidos por las variaciones de temperatura sobre los rendimientos de las carteras fueron más intensos en 2017-2019.

En la Tabla 6 se muestran los resultados de la prueba de Wald. En este caso, la hipótesis nula de la prueba es que los alfas de las regresiones del modelo CAPM para las cinco carteras formadas con base a la sensibilidad de las variaciones de temperatura son conjuntamente igual a cero. Tal como se puede ver, los resultados de la prueba refuerzan la idea de que el impacto inducido por las variaciones de temperatura fue mayor en 2017-2019.

**Tabla 5:**  
Estimación del modelo CAPM.

Panel A: 2014 - 2019						
Factor	1	2	3	4	5	1 - 5
ALFA	0,152** (2,306)	0,137** (1,987)	0,0707 (1,005)	0,00908 (0,100)	-0,225 (-1,559)	0,377*** (3,191)
RMKT	0,722*** (21,577)	0,695*** (21,647)	0,742*** (21,408)	0,855*** (23,052)	0,829*** (13,176)	-0,107** (-2,085)
R2 aj, N semanas	0,709 312	0,694 312	0,693 312	0,681 312	0,432 312	0,0163 312
Panel B: 2014 - 2016						
Factor	1	2	3	4	5	1 - 5
ALFA	0,136 (1,526)	0,208** (2,054)	0,123 (1,212)	0,0556 (0,421)	-0,115 (-0,596)	0,250 (1,473)
RMKT	0,708*** (19,101)	0,704*** (17,214)	0,728*** (20,344)	0,878*** (19,979)	0,796*** (11,583)	-0,0873 (-1,485)
R2 aj, N semanas	0,752 157	0,734 157	0,746 157	0,762 157	0,515 157	0,0154 157
Panel C: 2017 - 2019						
Factor	1	2	3	4	5	1 - 5
ALFA	0,168* (1,800)	0,0660 (0,776)	0,0169 (0,179)	-0,0364 (-0,329)	-0,340* (-1,664)	0,508*** (3,168)
RMKT	0,759*** (11,386)	0,673*** (16,897)	0,778*** (9,754)	0,797*** (11,398)	0,918*** (6,779)	-0,159 (-1,566)
R2 aj, N semanas	0,628 155	0,604 155	0,599 155	0,514 155	0,333 155	0,0208 155

La Tabla reporta los parámetros estimados del modelo CAPM para las carteras formadas usando la sensibilidad a las variaciones de temperatura. Las carteras fueron construidas a partir 122 acciones financieras y no financieras negociadas en el mercado secundario de la Bolsa de Valores de España. La Cartera 1 contiene acciones menos sensibles a las variaciones de temperatura, mientras que la Cartera 5 agrupa las que mostraron mayor sensibilidad. La Cartera 1 - 5 captura la diferencia entre las carteras extremas. El factor de mercado *RMKT* representa el exceso de rentabilidad de mercado, aproximado como la diferencia entre el rendimiento del IBEX y la tasa libre de riesgo. Los *t* – estadísticos, en paréntesis, se calculan usando errores estándar ajustados Newey - West (1987). El número de retardos se seleccionó como  $0,75 \times N^{1/3}$ , donde *N* es el número de semanas. El periodo de estimación va desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2019 en el panel A, desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2016 en el Panel B, y desde la primera semana de enero de 2017 hasta la última semana de diciembre de 2019 en el Panel C. \*\*\*, \*\* y \* denotan niveles de significancia del 0,01, 0,05 y 0,1, respectivamente.



**Tabla 6:**  
Prueba de Wald.

Periodo	F-estadístico	P - valor	$\bar{R}^2$ .	$\bar{\alpha}$
2014-2019	2,730**	0,027	0,645	0,028
2014-2016	1,040	0,387	0,699	0,081
2017-2019	2,550**	0,038	0,532	-0,025

La Tabla reporta los resultados de la prueba de Wald para la hipótesis nula de alfa es conjuntamente igual a cero para las cinco carteras formadas a partir de la sensibilidad a las variaciones de temperatura. Respectivamente,  $\bar{R}^2$  y  $\bar{\alpha}$  representan el promedio del coeficiente  $R^2$  y de los coeficientes alfa estimados de las regresiones del modelo CAPM para las cinco carteras formadas a partir de la sensibilidad a las variaciones de temperatura, reportadas en la Tabla 5. El periodo de estimación va desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2019 en el panel A, desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2016 en el Panel B y, desde la primera semana de enero de 2017 hasta la última semana de diciembre de 2019 en el Panel C. \*\*\*, \*\* y \* denotan niveles de significancia del 0,01, 0,05 y 0,1, respectivamente.

### 3.3. Persistencia de las variaciones de temperatura

Si los rendimientos anómalos inducidos por las variaciones de temperatura son resultado de errores de valoración que eventualmente se corrigen, el desempeño de las carteras debería debilitarse a medida que se incrementa la distancia entre el momento que son agrupadas y el momento en que se mide la sensibilidad a las variaciones de temperatura. La Tabla 7 muestra evidencia de la persistencia de los rendimientos ajustados por riesgo generados por las carteras agrupadas a partir de la sensibilidad a las variaciones de temperatura.

La primera columna de la Tabla 7 muestra los rendimientos de las carteras de referencia, que son iguales a los reportados previamente. El resto de las columnas de la Tabla muestran resultados análogos para las carteras agrupadas con dos, cinco y diez semanas de retardo, respecto a la fecha en la que se mide la sensibilidad de los rendimientos de las acciones a las variaciones de la temperatura. Como cabría esperar, el desempeño de la cartera 1-5 decae a medida que se incrementa el número de retardos. Sin embargo, este empeoramiento ocurre de manera lenta. Incluso al considerar un desplazamiento de diez semanas respecto a la fecha en que se agrupan las carteras, el rendimiento ajustado por riesgo de la cartera 1-5 sigue siendo significativo al 5% ( $t$  – estadístico = 2,10). Al considerar un mayor número de retardos, es posible observar que en realidad tomaría en

torno a 20 y 25 semanas (5 y 6 meses) para que el impacto de las variaciones de temperatura sobre los rendimientos de las carteras se corrigiera completamente<sup>8</sup>.

**Tabla 7:**  
Persistencia de los rendimientos anómalos.

Cartera	Base	t + 2	t + 5	t + 10
	Rendimiento	Rendimiento	Rendimiento	Rendimiento
1	0,152** (2,306)	0,188*** (2,993)	0,0913 (1,371)	0,106* (1,786)
2	0,137** (1,987)	0,0712 (1,067)	0,0806 (1,15)	0,098 (1,387)
3	0,0707 (1,005)	0,0703 (1,023)	0,0361 (0,532)	0,03 (0,435)
4	0,009 (0,100)	-0,0229 (-0,253)	0,0441 (0,498)	-0,067 (-0,666)
5	-0,225 (-1,559)	-0,216 (-1,508)	-0,216 (1,583)	-0,170 (1,210)
1-5	0,377*** (3,191)	0,404*** (3,441)	0,307*** (2,773)	0,276** (2,106)
N semanas	312	311	307	302

La Tabla reporta las Alfas estimadas a partir del modelo CAPM para las carteras alternativas formadas a partir de la sensibilidad a las variaciones de temperatura. El periodo muestral transcurre entre la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2019. Respectivamente, la columna denominada Base reporta los resultados para las carteras de referencia reportadas en la Tabla 5. El resto de las columnas muestran resultados análogos para retardos de: dos, cinco y diez semanas entre el momento en que se mide la sensibilidad de los rendimientos de las acciones a la temperatura y el momento en que se agrupan las carteras. La Cartera 1 contiene acciones menos sensibles a las variaciones de temperatura, mientras que la Cartera 5 agrupa las que mostraron mayor sensibilidad. La Cartera 1 – 5 captura la diferencia entre las dos carteras extremas. Los t - estadísticos calculados usando errores estándar ajustados Newey - West (1987) se reportan entre paréntesis. Los retardos fueron seleccionados como  $0,75 \times N^{1/3}$ , donde  $N$  es el número de semanas. \*\*\*, \*\* y \* denotan niveles de significancia del 0,01, 0,05 y 0,1, respectivamente.

Con base los resultados mostrados en la Tabla 7, no parece factible concluir que los rendimientos anómalos asociados a las variaciones de temperatura son una secuela de errores de valoración que se corrigen rápidamente. Es más probable en cambio que, dada su persistencia, estos rendimientos sean más bien producto de una característica estructural del mercado. En principio, es posible que existan

<sup>8</sup> Estos resultados se presentan en el Apéndice III.

varias explicaciones de este resultado. Sin embargo, es razonable que la existencia de diferencias sistemáticas en el grado de sensibilidad a las variaciones de temperatura y en los rendimientos promedios de sectores industriales jueguen un papel importante. Esto es consistente con la idea de que a nivel de industrias y sectores productivos puede haber importantes desigualdades en el grado de exposición a los riesgos climáticos. A modo de ejemplo, cabe observar que el sector de servicios financieros, cuya sensibilidad a las variaciones de temperatura fue relativamente más baja, tanto en el periodo muestral completo como durante ambos subperiodos más cortos, su rendimiento semanal promedio se ubicó en torno a  $-0,002\%$ . En comparación, para servicios inmobiliarios, cuya sensibilidad fue la más alta, su rendimiento medio fue igual a  $-0,35\%$  semanal.

### 3.4. Efectos asimétricos

Esta sección reporta evidencia de los efectos asimétricos de las variaciones de temperatura sobre los rendimientos semanales de las acciones. Con este propósito, las carteras son agrupadas nuevamente tras estimar alternativamente la sensibilidad de las acciones individuales únicamente a variaciones positivas y negativas de temperatura. Inicialmente, Tabla 8 reporta la posición relativa de los siete sectores que componen la clasificación sectorial de la Bolsa de Valores de España en términos de la sensibilidad media por acción a estas variaciones. El Panel A de la Tabla 8 muestra los resultados obtenidos a nivel sectorial para la sensibilidad ante variaciones positivas de temperatura. A su vez, el Panel B contiene resultados análogos cuando se consideran solamente las variaciones negativas de temperatura. Tal como se puede apreciar, en ambos casos, la posición relativa de los sectores termina siendo similar. Esto sugiere que al menos a nivel sectorial, no existen diferencias importantes en la sensibilidad a las variaciones de temperatura cuando estas son positivas o negativas.

La Tabla 9 reporta el rendimiento y el alfa estimada a partir del modelo CAPM para las carteras agrupadas a partir de las medidas de sensibilidad obtenidas a nivel de acciones para las variaciones positivas y negativas de temperatura. Los resultados reportados corresponden al periodo muestral 2014-2019.

Cuando se consideran solamente variaciones positivas de temperatura, el rendimiento ajustado por riesgo de la cartera 1-5 es igual a  $0,24\%$  ( $12,79\%$  anual). A su vez, para las variaciones negativas de temperatura, el rendimiento ajustado por riesgo para esta cartera es  $0,19\%$  ( $9,98\%$  anual). Los resultados anteriores sugieren que puede haber diferencias en el despeño de las carteras frente a

variaciones positivas y negativas de la temperatura. En particular, el hecho de que los rendimientos obtenidos en el primero de estos escenarios sean mayores y muestre además un nivel de significancia más alto indica que los rendimientos de las carteras pueden verse más afectados en semanas en las cuales se registran variaciones positivas de temperatura.

**Tabla 8:**

Sectores clasificados según su sensibilidad a variaciones positivas y negativas de temperatura.

Panel A: Sensibilidad a variaciones positivas de temperatura						
Sector	2014 - 2019		2014 - 2016		2017 - 2019	
	Rango	Media	Rango	Media	Rango	Media
Bienes de Consumo	4	0,47	5	0,40	4	0,47
Mat, Básicos, Industria y Construcción	2	0,54	2	0,51	3	0,50
Petróleo y Energía	6	0,39	6	0,36	6	0,37
Servicios Financieros	7	0,33	7	0,35	7	0,35
Servicios Inmobiliarios	1	0,55	1	0,69	1	0,71
Servicios de Consumo	3	0,52	3	0,48	2	0,52
Tecnología y Telecomunicaciones	5	0,42	4	0,46	5	0,40

Panel B: Sensibilidad a variaciones negativas de temperatura						
Sector	2014 - 2019		2014 - 2016		2017 - 2019	
	Rango	Media	Rango	Media	Rango	Media
Bienes de Consumo	4	0,45	5	0,35	2	0,53
Mat, Básicos, Industria y Construcción	3	0,48	3	0,47	1	0,58
Petróleo y Energía	6	0,32	6	0,30	5	0,42
Servicios Financieros	7	0,29	7	0,27	7	0,27
Servicios Inmobiliarios	1	0,59	1	0,61	3	0,52
Servicios de Consumo	2	0,51	2	0,50	4	0,49
Tecnología y Telecomunicaciones	5	0,38	4	0,41	6	0,33

La Tabla reporta el rango de los sectores en términos de la sensibilidad media a las variaciones de temperatura positivas y negativas. En el caso de variaciones positivas de temperatura, la sensibilidad de los rendimientos fue obtenida a partir del modelo representado por la ecuación (1) luego de igualar todas las variaciones de temperatura negativas a cero. El Panel A contiene resultados de considerar la sensibilidad de los rendimientos de las acciones a las variaciones positivas de temperatura, A su vez, el Panel B reporta resultados similares cuando se toman en cuenta variaciones negativas. Los periodos muestrales van desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2019, desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2016 y, desde la primera semana de enero de 2017 hasta la última semana de diciembre de 2019 en el Panel C.

**Tabla 9:**  
Efectos asimétricos de la temperatura.

Cartera	Sensibilidad a variaciones de temperatura			
	Positivas		Negativas	
	Rendimiento	CAPM	Rendimiento	CAPM
1	0,137 (1,232)	0,135* (1,959)	0,091 (0,752)	0,089 (1,173)
2	0,094 (0,691)	0,092 (1,068)	0,110 (0,973)	0,108 (1,554)
3	0,032 (0,251)	0,029 (0,443)	0,073 (0,603)	0,071 (1,135)
4	-0,008 (-0,060)	-0,009 (-0,115)	-0,026 (-0,178)	-0,027 (-0,295)
5	-0,108 (-0,567)	-0,110 (-0,748)	-0,100 (-0,540)	-0,102 (-0,743)
1 - 5	0,245** (1,840)	0,246* (1,902)	0,192 (1,810)	0,192* (1,888)
N semanas	312	312	312	312

La Tabla reporta los rendimientos semanales netos de la tasa libre de riesgo y alfas estimadas a partir del modelo CAPM, para las carteras formadas a partir de la sensibilidad a las variaciones positivas y negativas de temperatura. En el caso de variaciones positivas de temperatura, la sensibilidad de los rendimientos fue obtenida a partir del modelo representado por la ecuación (1) luego de igualar todas las variaciones de temperatura negativas a cero. Para las variaciones negativas de temperatura, las variaciones positivas de temperatura se igual a cero. El periodo considerado transcurre entre la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2019. La Cartera 1 contiene acciones menos sensibles a las variaciones de temperatura, mientras que la Cartera 5 agrupa las más sensibles. La Cartera 1 – 5 captura la diferencia entre las carteras extremas. Los t - estadísticos calculados usando errores estándar ajustados Newey - West (1987) se reportan entre paréntesis. Los retardos fueron seleccionados como  $0,75 \times N^{1/3}$ , donde  $N$  es el número de semanas. Niveles de significancia: \*\*\*, \*\* y \* denotan niveles de significancia del 0,01, 0,05 y 0,1, respectivamente. Los resultados de la estimación del modelo CAPM se muestran en la Tabla B del Apéndice.

## 4. Conclusiones

En este trabajo hemos analizado el impacto variaciones anómalas de temperatura sobre el valor de los activos cotizados en el mercado bursátil español. Para ello, se ha estimado una medida de la sensibilidad de los rendimientos semanales de las acciones negociadas en mercado bursátil español a las variaciones semanales de temperatura registradas durante el período 2014-2019. Esta medida se ha utilizado para formar carteras basadas en este factor de sensibilidad para, posteriormente, estudiar su comportamiento.

Los resultados encontrados indican que el impacto inducido por las variaciones de temperatura sobre los rendimientos de las acciones es negativo. De esta manera, las acciones con una mayor sensibilidad a este factor muestran rendimientos más bajos que aquellas que son menos sensibles. Este resultado termina siendo robusto incluso luego de controlar por el factor de riesgo de mercado empleando el modelo CAPM. Como consecuencia de ello, una estrategia de inversión que consiste en comprar (vender) la cartera que contiene acciones de mayor (menor) sensibilidad a las variaciones de temperatura genera un rendimiento promedio ajustado igual a 0,37% por semana (19,6% anual) para el período 2014-2019.

Asimismo, también se analizó la persistencia y la posibilidad de asimetrías en el impacto inducido por variaciones positivas y negativa de temperatura. En el primer caso, al estudiar la persistencia de los rendimientos generados por las variaciones de temperatura, es posible hallar que estos siguen siendo significativos incluso después de diez semanas. La aparente lentitud del mercado para corregir esta anomalía podría sugerir que no es resultado de errores de valoración, sino que reflejan una característica estructural del mismo asociada a los niveles de riesgo. Una posible explicación para este resultado se relaciona con diferencias en los niveles de sensibilidad y rendimiento que exhiben industrias localizadas en distintos sectores productivos.

Por otro lado, al observar la sensibilidad de los rendimientos de las acciones a variaciones positivas y negativas de temperatura, se encuentra evidencia débil de que el primer tipo de variaciones pueden tener un mayor impacto sobre los rendimientos de las acciones.

## 5. Bibliografía.

Addoum, J. M., Ng, D. T., y Ortiz-Bobea, A. (2019). Temperature shocks and earning news. *Review of Financial Studies*.

Ballester, F., Corella, D., Pérez-Hoyos, S., Sáez, M., y Hervás, A. (1997). Mortality as a function of temperature. A study in Valencia, Spain, 1991-1993. *International journal of epidemiology*, 26(3), 551-561.

Balvers, R., Du, D., y Zhao, X. (2017). Temperature shocks and the cost of equity capital: Implications for climate change perceptions. *Journal of Banking y Finance*, 77, 18-34.

Balvers, R.J. , Huang, D. , 2007. Productivity-based asset pricing: theory and evidence. *J. Financ. Econ.* 86, 405–445 .

Bansal, R., Kiku, D., y Ochoa, M. (2016). Price of long-run temperature shifts in capital markets (No. w22529). National Bureau of Economic Research.

Benth, F. E., Härdle, W. K., y Cabrera, B. L. (2011). Pricing of Asian temperature risk. In *Statistical Tools for Finance and Insurance* (pp. 163-199). Springer, Berlin, Heidelberg.

BERNARDINI, E., DI GIAMPAOLO, J., FAIELLA, I. AND POLI, R. (2019): "The impact of carbon risk on stock returns: evidence from the European electric utilities", *Journal of Sustainable Finance and Investment*, forthcoming.

Campbell, S. D., y Diebold, F. X. (2005). Weather forecasting for weather derivatives. *Journal of the American Statistical Association*, 100(469), 6-16.

Campiglio, E., Monnin, P., y von Jagow, A. (2019). Climate Risks in Financial Assets.

Cochrane, J. H. (2009). *Asset pricing: Revised edition*. Princeton university press.

Dell, M., Jones, B. F., y Olken, B. A. (2009). Temperature and income: reconciling new cross-sectional and panel estimates. *American Economic Review*, 99(2), 198-204.

Dell, M., Jones, B. F., y Olken, B. A. (2014). What do we learn from the weather? The new climate-economy literature. *Journal of Economic Literature*, 52(3), 740-98.

Deschenes, O., y Moretti, E. (2009). Extreme weather events, mortality, and migration. *The Review of Economics and Statistics*, 91(4), 659-681.

Ellerman, D. P. (1984). Arbitrage theory: a mathematical introduction. *Siam Review*, 26(2), 241-261.

Fama, E. F., y French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics* (33), 3-56.

Fama, E. F., y French, K. R. (2015). A five-factor asset pricing model. *Journal of financial economics*, 116(1), 1-22.

- Fisher, A. C., Hanemann, W. M., Roberts, M. J., y Schlenker, W. (2012). The economic impacts of climate change: evidence from agricultural output and random fluctuations in weather: comment. *American Economic Review*, 102(7), 3749-60.
- Gallup, J. L., Sachs, J., y Mellinger, A. D. (1998). *Geography and economic growth* (pp. 20-1). Washington, DC: World Bank.
- Graff Zivin, J., y Neidell, M. (2014). Temperature and the allocation of time: Implications for climate change. *Journal of Labor Economics*, 32(1), 1-26.
- Henry, P.B. , 2003. Capital-account liberalization, the cost of capital, and economic growth. *Am. Econ. Rev.* 93, 91–96 .
- Hsiang, S. M. (2010). Temperatures and cyclones strongly associated with economic production in the Caribbean and Central America. *Proceedings of the National Academy of sciences*, 107(35), 15367-15372
- Huang, B., Punzi, M. T., y Wu, Y. (2019). Do Banks Price Environmental Risk? Evidence from a Quasi Natural Experiment in the People's Republic of China.
- Hugon, A., y Law, K. (2019). Impact of climate change on firm earnings: evidence from temperature anomalies. Available at SSRN 3271386.
- Jones, B. F., y Olken, B. A. (2010). Climate shocks and exports. *American Economic Review*, 100(2), 454-59.
- Klomp, J. (2014). Financial fragility and natural disasters: An empirical analysis. *Journal of Financial Stability*, 13, 180-192.
- Lewellen, J., Nagel, S., y Shanken, J. (2010). A skeptical appraisal of asset pricing tests. *Journal of Financial economics*, 96(2), 175-194.
- Lucia, A., Ossola, E., y Panzica, R. (2019). The Greenium matters: evidence on the pricing of climate risk. University of Milan Bicocca Department of Economics, Management and Statistics Working Paper, (418).
- Nordhaus, W. D. (2006). Geography and macroeconomics: New data and new findings. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103(10), 3510-3517.
- Park, Jeong y Noh, Jung. (2017). The Impact of Climate Change Risks on Firm Value: Evidence from the Korea. *Global Business and Finance Review*. 22. 110-127. 10.17549/gbfr.2017.22.3.110.
- PRA (2018) 'Transition in thinking : The impact of climate change on the UK banking sector', Prudential Regulation Authority, Bank of England, (September).
- Seppanen, O., Fisk, W. J., y Lei, Q. H. (2006). Effect of temperature on task performance in office environment.
- Seppänen, O., Fisk, W.J., Faulkner, D. 2003. Cost benefit analysis of the night-time ventilative cooling. In: *Proceedings of the Healthy Buildings 2003 Conference*. Singapore 2003, Vol 3:394-399.
- Tsay, R. S. (2005). *Analysis of financial time series* (Vol. 543). John wiley y sons.

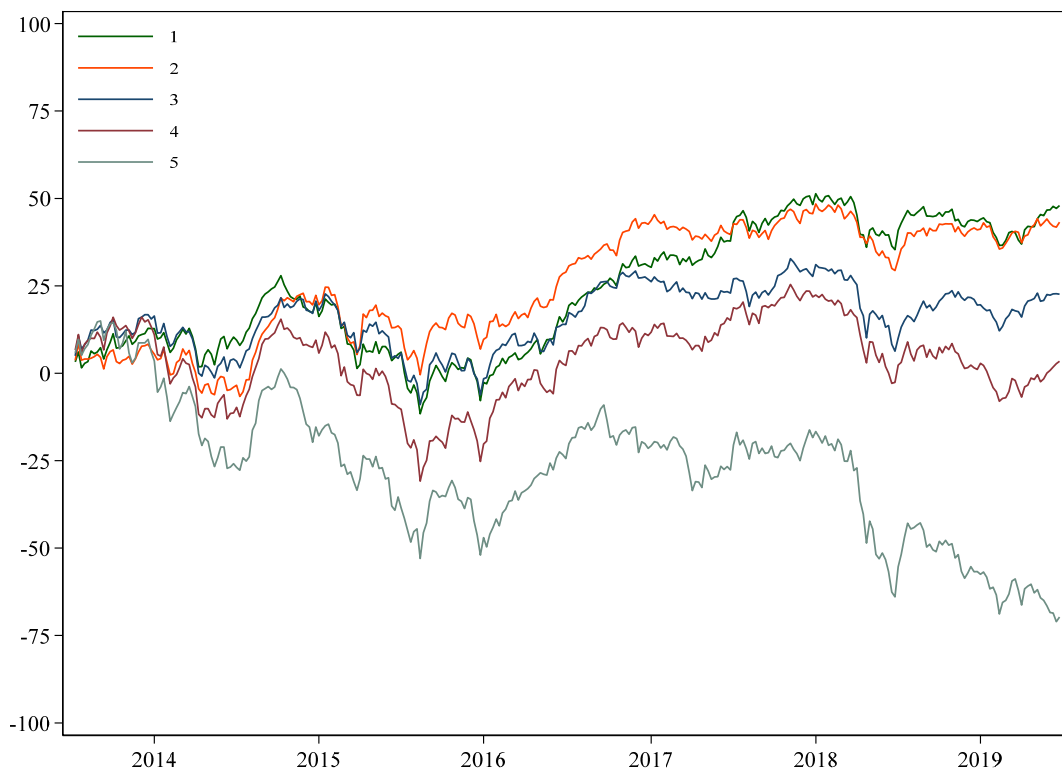


## Apéndices

# Apéndice I

## Rendimientos acumulados de las carteras

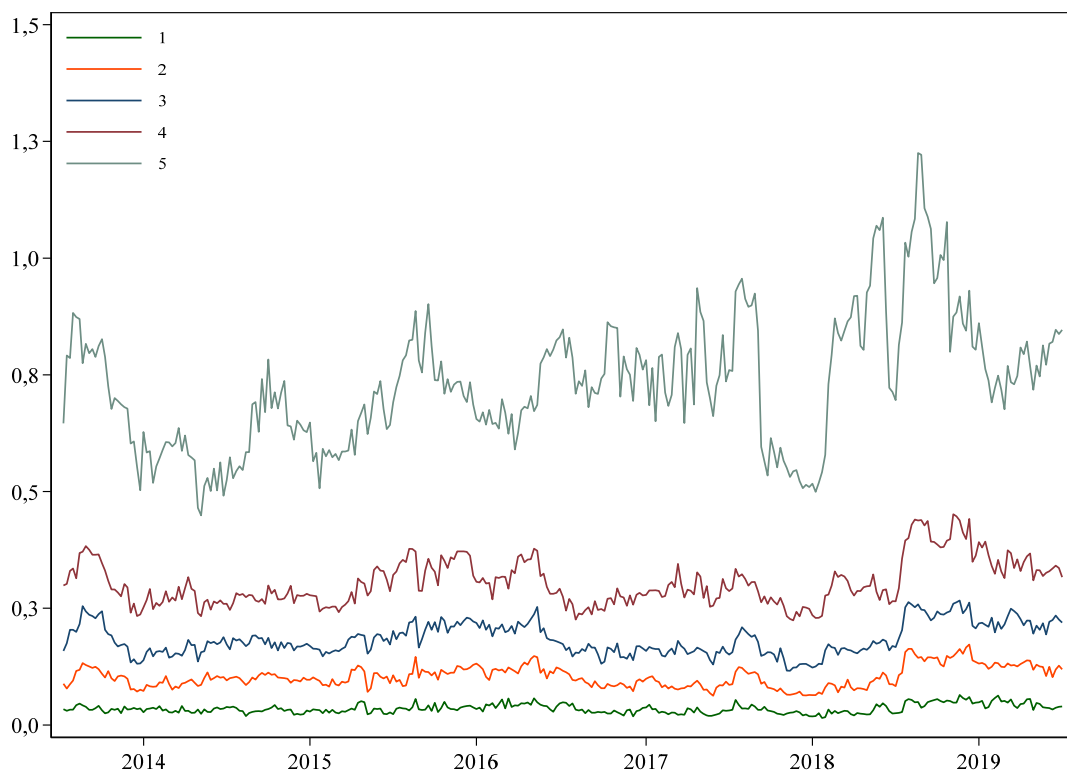
La Figura muestra los rendimientos acumulados de las cinco carteras formadas a partir de la sensibilidad a las variaciones de temperatura. El periodo transcurre entre la primera semana de 2014 y la última semana de 2019. Las carteras son clasificadas agrupando semanalmente las acciones individuales de acuerdo con su sensibilidad a las variaciones de temperatura estimada a partir de la ecuación (1) y usando la información para los cinco años previos. La cartera 1 contiene acciones menos sensibles a las variaciones de temperatura, mientras que la cartera 5 contiene las acciones más sensibles. Las carteras son reequilibradas semanalmente. Una vez han sido clasificadas, los rendimientos de las carteras son computados para la semana siguiente como un promedio equiponderado de los rendimientos de las acciones que contienen.



# Apéndice II

## Comportamiento de serie de tiempo de $\phi^{TSF}$

La Figura muestra el comportamiento de serie de tiempo del promedio simple de  $\phi^{TSF} = |\phi_i|$  para las carteras que fueron clasificadas a partir de las acciones individuales. En cada semana y para cada acción de la muestra,  $\phi_i$  es estimado regresando el rendimiento de la acción en exceso de la tasa libre de riesgo, sobre el rendimiento del mercado en exceso de la tasa de la tasa libre de riesgo y la variación de temperatura correspondiente a la misma semana. Luego, las carteras son clasificadas agrupando las acciones individuales de acuerdo al valor de  $\hat{\phi}^{TSF}$ .



# Apéndice III

## Resultados adicionales para la persistencia de los rendimientos.

La Tabla reporta las Alfas estimadas a partir del modelo CAPM para las carteras alternativas formadas a partir de la sensibilidad a las variaciones de temperatura. El periodo muestral transcurre entre la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2019. Respectivamente, la columna denominada Base reporta los resultados para las carteras de referencia reportadas en la Tabla 5. El resto de las columnas muestran resultados análogos para retardos de: veinte, veinticinco y treinta semanas entre el momento en que se mide la sensibilidad de los rendimientos de las acciones a la temperatura y el momento en que se agrupan las carteras. La Cartera 1 contiene acciones menos sensibles a las variaciones de temperatura, mientras que la Cartera 5 agrupa las que mostraron mayor sensibilidad. La Cartera 1 – 5 captura la diferencia entre las dos carteras extremas. Los t - estadísticos calculados usando errores estándar ajustados Newey - West (1987) se reportan entre paréntesis. Los retardos fueron seleccionados como  $0,75 \times N^{1/3}$ , donde  $N$  es el número de semanas. \*\*\*, \*\* y \* denotan niveles de significancia del 0,01, 0,05 y 0,1, respectivamente.

Cartera	Base Rendimiento	t + 20 Rendimiento	t + 25 Rendimiento	t + 30 Rendimiento
1	0,152** (2,306)	0,158*** (2,603)	0,0978 (1,604)	0,0586 (0,947)
2	0,137** (1,987)	0,0466 (0,614)	0,0965 (1,412)	0,0929 (1,427)
3	0,0707 (1,005)	-0,0238 (-0,289)	0,0724 (0,966)	0,126 (1,573)
4	0,009 (0,100)	0,0153 (0,174)	-0,107 (-1,159)	-0,0451 (-0,502)
5	-0,225 (-1,559)	-0,0908 (-0,619)	-0,0490 (-0,307)	-0,117 (-0,714)
1-5	0,377*** (3,191)	0,249* (1,958)	0,147 (1,085)	0,175 (1,279)
N semanas	312	292	287	282

## Apéndice IV

### Estimación del modelo CAPM para la sensibilidad asimétrica a las variaciones de temperatura.

La Tabla reporta los parámetros estimados del modelo CAPM para las carteras formadas usando la sensibilidad a variaciones positivas y negativas de temperatura. Las carteras fueron construidas a partir 122 acciones financieras y no financieras negociadas en el mercado secundario de la Bolsa de Valores de España. La Cartera 1 contiene acciones menos sensibles a las variaciones de temperatura, mientras que la Cartera 5 agrupa las que mostraron mayor sensibilidad. La Cartera 1 - 5 captura la diferencia entre las carteras extremas. El factor de mercado *RMKT* representa el exceso de rentabilidad de mercado, aproximado como la diferencia entre el rendimiento del IBEX y la tasa libre de riesgo. Los *t* – estadísticos, en paréntesis, se calculan usando errores estándar ajustados Newey - West (1987). El número de retardos se seleccionó como  $0,75 \times N^{1/3}$ , donde *N* es el número de semanas. El periodo de estimación va desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2019 en el panel A, desde la primera semana de enero de 2014 hasta la última semana de diciembre de 2016 en el Panel B, y desde la primera semana de enero de 2017 hasta la última semana de diciembre de 2019 en el Panel C. \*\*\*, \*\* y \* denotan niveles de significancia del 0,01, 0,05 y 0,1, respectivamente.

Panel A:						
Estimados para carteras formadas respecto a variaciones positivas de temperatura						
Factor	1	2	3	4	5	1 - 5
ALFA	0,165** (2,315)	0,117 (1,461)	-0,0192 (-0,319)	-0,0575 (-0,654)	-0,0656 (-0,428)	0,230* (1,850)
RMKT	0,620*** (19,086)	0,647*** (16,644)	0,781*** (26,720)	0,824*** (20,116)	0,917*** (15,255)	-0,296*** (-5,896)
R2 aj.	0,637	0,624	0,742	0,633	0,487	0,114
N semanas	312	312	312	312	312	312
Panel B:						
Estimados para carteras formadas respecto a variaciones negativas de temperatura						
Factor	1	2	3	4	5	1 - 5
ALFA	0,063 (0,844)	-0,002 (-0,040)	0,144** (2,002)	0,034 (0,378)	-0,094 (-0,689)	0,158 (1,495)
RMKT	0,660*** (19,252)	0,674*** (21,514)	0,759*** (23,207)	0,820*** (19,634)	0,875*** (14,294)	-0,215*** (-4,464)
R2 aj,	0,644	0,669	0,695	0,662	0,483	0,0740
N semanas	312	312	312	312	312	312

# Apéndice V

## Comandos de Stata

Se presentan los principales comandos usados para generar los resultados hallados. Todos fueron escritos en Stata16. Respectivamente, \$q, \$L y \$LL son escalares que deben ser asignados previamente a la ejecución del comando.

```
// ajuste de las observaciones extremas (winsorization);
sort firma periodo
install ssc winsor2
winsor2 rendimiento, cuts(1 99) by(firma)
replace rendimiento = rend_w
drop rend_w

// rendimientos en exceso de la tasa libre de riesgo de las acciones;
xrendimiento = (rendimiento - rf)

// construccion de las cinco carteras ;
xtset firma periodo
install ssc asreg
bys firma: asreg xrendimiento xrmkt stemp, window(periodo 260) min(30)
generate btemp = abs(_b_stemp)
bys periodo: egen quintil = xtile(btemp), n($q)
drop

// rendimientos medios de las carteras;
bys company (period): gen rendimiento_1 = rend[_n+1]
bys quintil period: egen port_rendimiento = mean(rendimiento_1)
bys quintil period: egen port_btemp = mean(btemp)
duplicates drop quintil periodo, force

// rendimiento en exceso de la tasa libre de riesgo para las carteras
reshape wide port_rendimiento port_btemp, i(periodo xrmkt rf) j(quintil)
sort period
gen port_rendimiento6 = (port_rendimiento1 - port_rendimiento5)
forvalues i = 1(1)6 {
    generate port_xrendimiento`i' = (port_rendimiento`i' - rf)
}

// desempeño de las carteras
matrix tb1 = J(6, 5, 0)
matrix colnames tb1 = "phi" "std" "sharpe" "media" "t_val"
forvalues i = 1(1)6 {
    quietly summarize port_btemp`i', detail
    matrix tb1[`i', 1] = round(r(mean), .001)
    quietly summarize port_xrendimiento`i', detail
    matrix tb1[`i', 3] = round(r(sd), .001)
    matrix tb2[`i', 4] = round(r(mean)/r(sd), .001)
    quietly newey2 port_xrendimiento`i', lag($L)
    matrix tb2[`i', 5] = _b[_cons]
```

```
matrix tb2[`i', 6] = (_b[_cons]/_se[_cons])
}
matrix list tb1

// modelo CAPM
forvalues i = 1(1)6 {
    quietly reg port_xrendimiento`i' xrmkt _1
    local r2 = e(r2)
    eststo model`i': newey2 port_xrendimiento`i' xrmkt _1, lag($L) force
    estadd scalar r2= `r2'
}
esttab, stat(N r2) star(* 0.1 ** 0.05 *** 0.01) t(%9.3f)

// prueba de wald
reshape long port_xrendimiento, i(semmana) j(quintil)
generate temp = 1
sort quintil semmana
bys quintil: generate semmana = _n
tsset semmana
newey port_xrend (c.xrmkt c.temp)#q, nocons lag($LL)
test 1.q#c.cons = 2.q#c.cons = 3.q#c.cons = 4.q#c.cons = 5.q#c.cons
```